

1 引言

近年来，人们逐渐从信息化时代迈向了数据时代，各种数据爆炸式地增长，数据消费也在日益增多，大量的信息、知识和利润隐藏在这些数据中。如何更有效地利用这些数据，已经成为这个时代下人们共同探索的问题之一。

在这次大作业中，我将对 Adult 数据集进行全面的分析：首先探索数据集中各特征的分布信息；再划分数据集，尝试多种分类模型；最后比较这些模型在 Adult 数据集上的预测结果（分析代码均基于 Python 语言，相关工具和库包可参见附录 A.1）。

2 探索 Adult 数据集

2.1 Adult 数据集的基本信息

Adult 数据集 [1] 也称人口普查收入（Census Income）数据集，来源于美国 1994 年的人口普查数据库，可以作为二分类数据集，用来预测居民年收入是否超过 50K\$，其基本信息可参见表 1。

表 1: Adult 数据集的基本信息

属性	值	属性	值
数据集特征	多变量	相关应用	分类
实例数	48842	捐赠日期	1996.5.1
领域	社会	是否有缺失值	有
属性特征	类别型或整数	官网访问次数	1188850
属性数目	14		

Adult 数据集的每个实例包含 14 个属性，其含义、数据类型、取值范围等基本信息见表 2。

表 2: Adult 数据集的基本信息

特征名	含义	数据类型	类别数
age	年龄	整数	-
workclass	工作类型	类别型	8
fnlwgt	序号	整数	-
education	教育程度	类别型	16
education-num	受教育时间	整数	-
marital-status	婚姻状况	类别型	7
occupation	职业	类别型	14
relationship	家庭关系	类别型	6
race	种族	类别型	5
sex	性别	类别型	2
capital-gain	资本收益	整数	-
capital-loss	资本损失	整数	-
hours-per-week	每周工作小时数	整数	-
native-country	原籍	类别型	41

2.2 数据预处理

我首先使用 `pandas` 库读取 `Adult` 数据集，将其存储为 `pandas` 库中的 `DataFrame` 格式，随机打印出其中几个实例，对该数据集进行初步的观察，结果如下。

1	age	work_class	fnlwgt	education	education_num	marital_status
2	24	Private	269799	Assoc-voc	11	Never-married
3	35	?	169809	Bachelors	13	Married-civ-spouse
4	51	Private	257126	10th	6	Married-civ-spouse
5	72	Private	107814	Masters	14	Never-married
6	33	Private	205950	HS-grad	9	Never-married
7						
8	occupation	relationship	race	sex	capital_gain	
9	Exec-managerial	Not-in-family	White	Male	0	
10	?	Husband	White	Male	0	
11	Craft-repair	Husband	White	Male	0	
12	Prof-specialty	Not-in-family	White	Male	2329	
13	Other-service	Own-child	White	Male	0	
14						
15	capital_loss	hours_per_week	native_country	income		
16	0	40	United-States	<=50K.		
17	0	20	United-States	<=50K		
18	0	40	United-States	<=50K.		
19	0	60	United-States	<=50K		
20	0	40	United-States	<=50K		

从以上的初步观察可以得知，`Adult` 数据集存在数据缺失的情况（如第 3 行和 10 行的“?”），我对整个数据集进行统计后，发现数据集中共有 3620 个实例存在缺失值，而其中 2799 个实例的缺失值多于 1 个（表 3）。同时，我发现分类目标（`income`）的部分值存在歧义，“<=50K.”与“<=50K”属于同类，却被赋上不同标签，在后续离散化过程中（?? 小节）我会进行处理。

表 3: `Adult` 数据集缺失值分布

	无缺失值	缺失 1 个特征	缺失 2 个特征	缺失 3 个特征
实例数	45222	821	2753	46

考虑到数据集中存在缺失值的实例数较少（仅占总数的 7.41%），且缺失的均为类别型变量，若用一般的方式填补会带来较大的偏差，因此我选择将这些实例直接删除，清理缺失值后的 `Adult` 数据集包含 45222 个实例，且各类别型特征类数并未因此受到影响（如 `native-country` 特征原本包含 41 类，处理后依然包含 41 类）。

2.3 `Adult` 数据集中各特征的分布

对 `Adult` 数据集进行检查和清理后，我开始探索 `Adult` 数据集中各特征的分布，我将数值型特征和类别型特征分别处理：对于数值型特征，我主要关注其数字特征（如均值，方差等）及分布密度；对于类别型特征，我主要关注其具体的分布情况。

2.3.1 数值型特征的分布

Adult 数据集中的数值型特征为: age, fnlwgt, education-num, capital-gain, capital-loss 以及 hours-per-week。我首先统计其均值、标准差等数字特征, 相应结果如表 4 所示。

表 4: Adult 数据集数值型特征的数字特征

特征名	均值	标准差	最大值	最小值	上四分位数	下四分位数
age	38.548	13.218	90.000	17.000	47.000	28.000
fnlwgt	18976.470	10563.920	1490400.000	13492.000	237926.000	117388.200
education-num	10.118	2.553	16.000	1.000	13.000	9.000
capital-gain	1101.430	7506.430	99999.000	0.000	0.000	0.000
capital-loss	88.595	404.956	4356.000	0.000	0.000	0.000
hours-per-week	40.938	12.008	99.000	1.000	45.000	40.000

为更加直观地探索各数值型特征的分布趋势, 我作出了相应的概率核密度分布图 (高斯核), 见图 1。

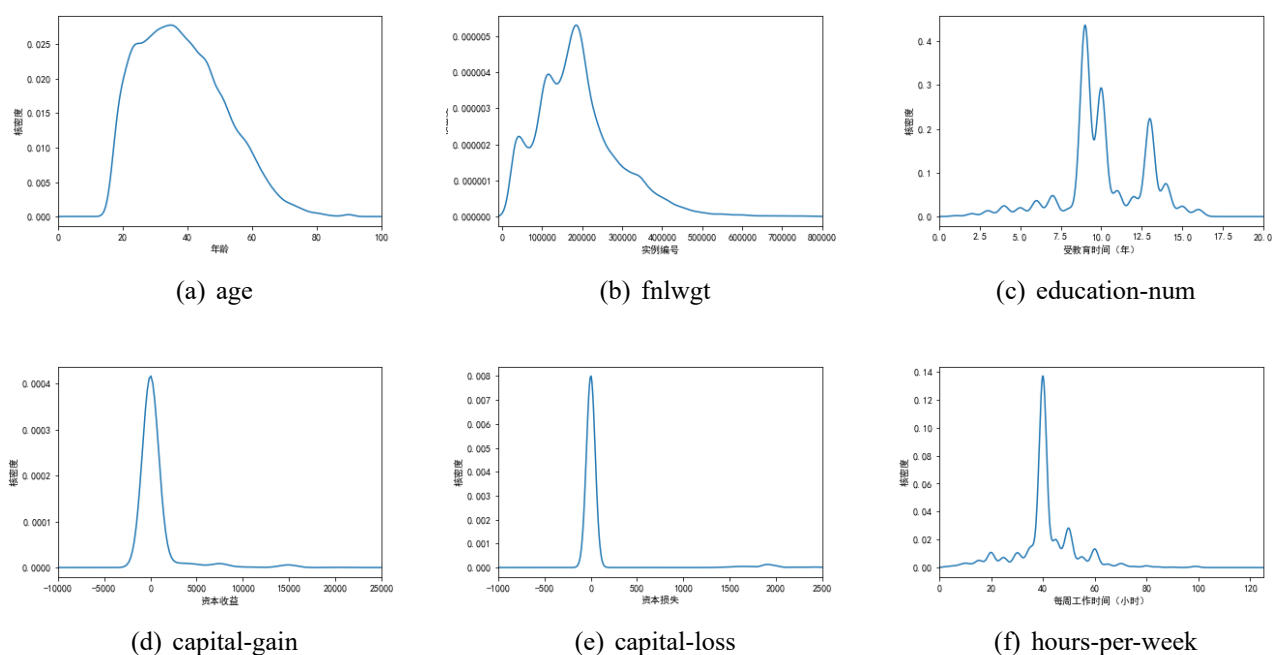
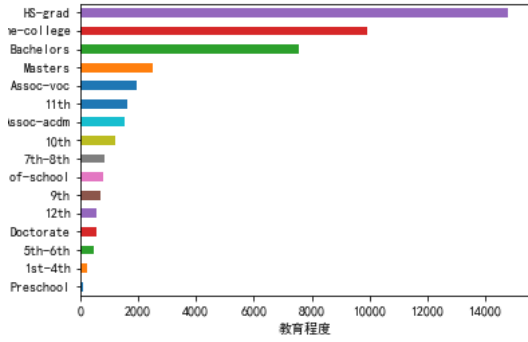


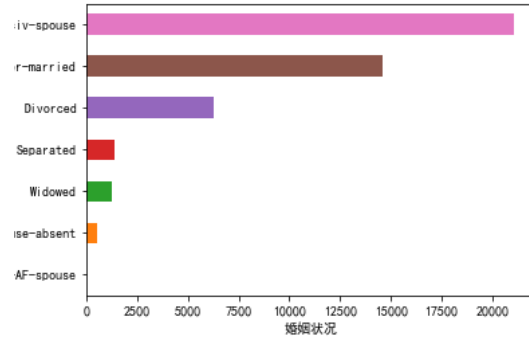
图 1: Adult 数据集数值型特征概率核密度分布

2.3.2 类别型特征的分布

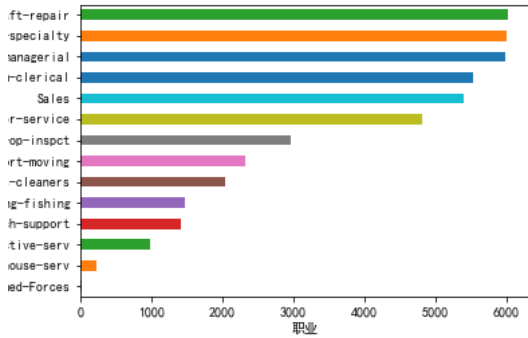
Adult 数据集中的类别型特征包含: workclass, education, marital-status, occupation, relationship, race, sex 以及 native-country。我将其分布表示为条形图或饼图 (图 2)。各特征中包含的详细类名已记录于附录 A.2.2 中。



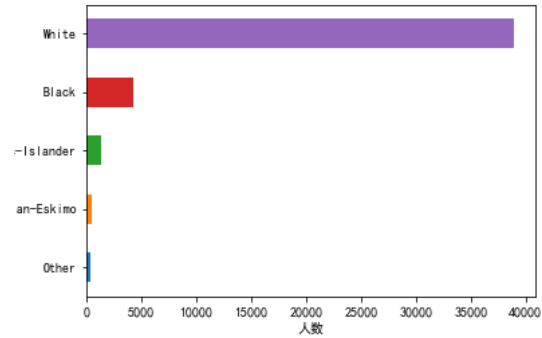
(a) education



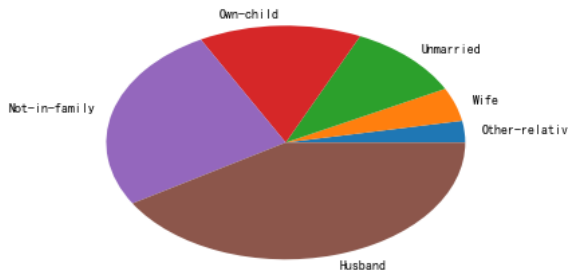
(b) marital-status



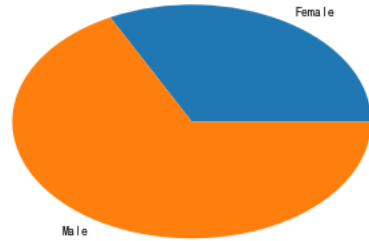
(c) occupation



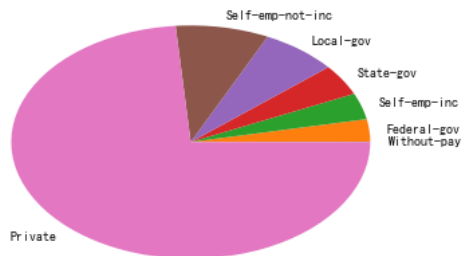
(d) race



(e) relationship



(f) sex



(g) workclass



(h) workclass

图 2: Adult 数据集数值型特征概率核密度分布 (由于 native-country 包含的类数较多, 因此除 United-States 外国籍的分布见附录 A.2.1)

2.4 Adult 数据集中各特征的相关性

探索完 Adult 数据集中各特征的分布后，我开始探索特征之间的相关性，

A 附录

A.1 作业中使用的工具及库包

本次作业我所使用的编程语言为 Python [2]，编辑环境以 jupyter notebook [3] 为主。作业中我使用的库包见表 5。

表 5: 本作业中使用的库包

库包名	用途
numpy [4]	处理数据，数值计算
pandas [5]	读取数据，绘图，处理数据
matplotlib [6]	绘图
scipy [7]	数值计算
scikit-learn [8]	分类模型的构造和运算

A.2 Adult 数据集特征分布补充资料

A.2.1 native-country 特征的详细分布

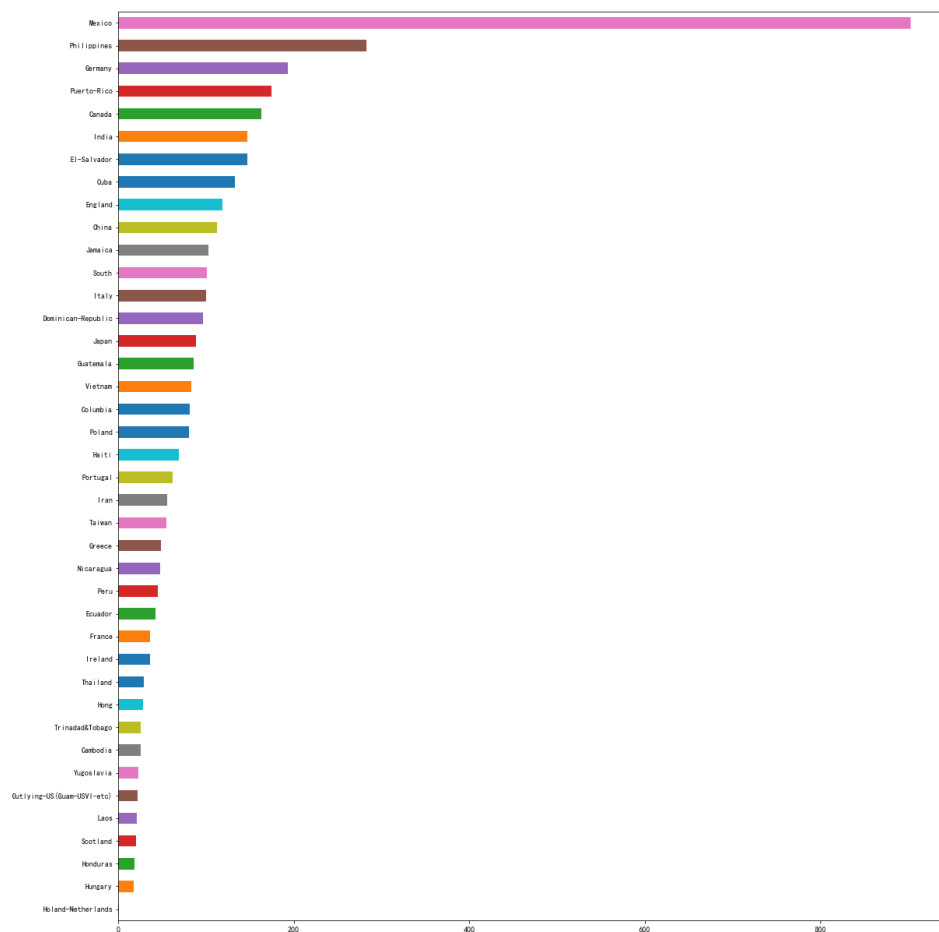


图 3: Adult 数据集 native-country 特征分布（除 United-States）

A.2.2 各类别型特征下的详细类名

1. **workclass** Private, Local-gov, Self-emp-not-inc, Federal-gov, State-gov, Self-emp-inc, Without-pay, Never-worked;
2. **education** 11th, HS-grad, Assoc-acdm, Some-college, 10th, Prof-school, 7th-8th, Bachelors, Masters, Doctorate, 5th-6th, Assoc-voc, 9th, 12th, 1st-4th, Preschool;
3. **marital-status** Never-married, Married-civ-spouse, Widowed, Divorced, Separated, Married-spouse-absent, Married-AF-spouse;
4. **occupation** Machine-op-inspct, Farming-fishing, Protective-serv, Other-service, Prof-specialty, Craft-repair, Adm-clerical, Exec-managerial, Tech-support, Sales, Priv-house-serv, Transport-moving, Handlers-cleaners, Armed-Forces;
5. **relationship** Own-child, Husband, Not-in-family, Unmarried, Wife, Other-relative;
6. **race** Black, White, Asian-Pac-Islander, Other, Amer-Indian-Eskimo;
7. **sex** Male, Female;
8. **native-country** United-States, Cuba, Jamaica, India, Mexico, Puerto-Rico, Honduras, England, Canada, Germany, Iran, Philippines, Poland, Columbia, Cambodia, Thailand, Ecuador, Laos, Taiwan, Haiti, Portugal, Dominican-Republic, El-Salvador, France, Guatemala, Italy, China, South, Japan, Yugoslavia, Peru, Outlying-US(Guam-USVI-etc), Scotland, Trinidad&Tobago, Greece, Nicaragua, Vietnam, Hong, Ireland, Hungary, Holand-Netherlands.

参考文献

- [1] D. Dheeru and E. Karra Taniskidou, “UCI machine learning repository,” 2017.
- [2] “Python.” <https://www.python.org/>.
- [3] “Jupyter notebook.” <http://jupyter.org/>.
- [4] “Numpy.” <http://www.numpy.org/>.
- [5] “Pandas.” <http://pandas.pydata.org/>.
- [6] “matplotlib.” <https://matplotlib.org/>.
- [7] “scipy.” <https://www.scipy.org/>.
- [8] “scikit-learn.” <http://scikit-learn.org/stable/>.